

Identifikasi Respon Emosional Terhadap Rangsangan Suara Melalui Sinyal Elektroensefalogram Menggunakan Wavelet Dan *Learning Vector Quantization*

Poppi Lodaya¹, Esmeralda C Djamal, Agus Komarudin

Jurusan Informatika, Fakultas MIPA
Universitas Jenderal Achmad Yani

Cimahi, Indonesia

¹poppilodaya@gmail.com

Abstrak—Emosi merupakan suatu perasaan manusia, seperti senang, sedih, semangat, dan kecewa yang dipengaruhi beberapa faktor seperti cuaca, lingkungan, kesehatan, suara, film, dan video game. Beberapa orang mempunyai kesulitan dalam mengendalikan emosi, biasanya diakibatkan depresi ataupun mengalami gangguan pada syaraf otak. Oleh karena itu diperlukan terapi, yang salah satunya menggunakan rangsangan suara. Keberhasilan terapi ditentukan dari jenis rangsangan suara dan waktu. Oleh karena itu, dibutuhkan identifikasi respon emosional terhadap rangsangan suara secara *real time*. Salah satu instrumen yang dapat menangkap kondisi emosional adalah Elektroensefalogram (EEG), namun analisisnya tidaklah mudah. Beberapa penelitian terdahulu melakukan identifikasi kondisi rileks, kondisi mental, kewaspadaan, tingkat perhatian melalui sinyal EEG. Identifikasi emosional juga telah dilakukan di antaranya menggunakan Wavelet dan Backpropagation, Wavelet, Support Vector Machine (SVM), dan Fractal Dimension. Namun penelitian tersebut tidak dilakukan secara *real time* sehingga mempunyai kelemahan memperoleh waktu efektif pemberian terapi jika digunakan untuk evaluasi. Penelitian ini telah membuat sistem diimplementasikan dalam perangkat lunak identifikasi respon emosional secara *real time* terhadap rangsangan suara dengan segmentasi waktu per 10 detik dalam identifikasinya. Dalam proses akuisisi data dilakukan terhadap 10 naracoba dengan lima kali perulangan dengan 3 jenis respon yang berbeda yaitu respon semangat, rileks, dan sedih. Hasil pengujian dengan menggunakan seluruh data latih yang sebanyak 2400 menghasilkan akurasi sebesar 93%. Sistem telah diuji dengan menggunakan data baru yang menghasilkan akurasi sebanyak 75%, dan waktu respon 0.0041 detik. Waktu identifikasi cukup cepat dibandingkan waktu identifikasi 10 detik, sehingga dapat digunakan.

Kata kunci—ekstraksi wavelet; identifikasi emosional; learning vector quantization; rangsangan suara; sinyal EEG.

I. PENDAHULUAN

Emosi merupakan suatu perasaan dan pikiran yang khas pada manusia, seperti senang, sedih, semangat, dan kecewa. Beberapa penelitian mengidentifikasikan kondisi emosional dapat dipengaruhi oleh rangsangan suara [1], setelah menonton film [2], mendengarkan musik [3], rangsangan audio visual [4],

bermain *video game* [5], dan menonton *video* [6]. Pengontrolan emosi sangat penting. Beberapa orang, termasuk anak-anak mempunyai kesulitan untuk mengontrolnya. Biasanya karena depresi ataupun mengalami gangguan pada syaraf otak. Oleh karena itu, diperlukan terapi emosional yang salah satunya menggunakan rangsangan suara dan perlu dievaluasi terhadap jenis rangsangan suara dan waktu pemberian. Namun evaluasi terapi emosional tidaklah mudah, terlebih secara *real time*. Beberapa penelitian mengidentifikasi emosional menggunakan ekspresi wajah [7], [8], sementara penelitian lain menggunakan sinyal Elektroensefalogram (EEG), ataupun kombinasi keduanya [9].

EEG adalah instrumen untuk menangkap aktivitas listrik di otak, yang dapat melakukan pengukuran secara *real time*. Namun analisis sinyal EEG tidaklah mudah mengingat mempunyai amplitudo yang sangat kecil, sehingga mudah tertimbun *noise* dan bentuk yang kompleks. Walaupun demikian, sinyal EEG dapat merefleksikan kondisi pikiran, seperti yang dilakukan pada penelitian-penelitian terdahulu untuk identifikasi kondisi mental [4], kewaspadaan [10], [11], tingkat perhatian [12], kondisi rileks [13], ataupun kondisi emosional [14].

Penelitian ini berfokus pada identifikasi respon emosional akibat rangsangan suara secara *real time* tiap 10 detik, yang diperlukan untuk monitoring terapi rangsangan suara. Identifikasi kondisi emosional telah dilakukan pada penelitian terdahulu [15], namun penelitian tersebut tidak difokuskan pada pengaruh rangsangan suara dan tidak dilakukan secara *real time*. Penelitian lain mengidentifikasi kondisi emosional secara *real time*, namun tidak difokuskan pada rangsangan suara [16]. Kedua penelitian tersebut dikembangkan dalam penelitian ini untuk monitoring terapi emosional. Penelitian ini diharapkan dapat membantu memonitoring respon emosional terhadap rangsangan suara secara *real time*, sehingga sistem ini dapat digunakan untuk monitoring dan evaluasi terapi emosional bagi pasien depresi ataupun pasien rehabilitasi medik pasca stroke.

Sistem identifikasi respon emosional telah dibangun menggunakan transformasi Wavelet dan Learning Vector

Quantization (LVQ). Beberapa penelitian terdahulu dalam identifikasi kondisi emosional di antaranya menggunakan Wavelet dan Backpropagation [15], Wavelet [14], Support Vector Machine [2], dan Fractal Dimension [16]. Kemampuan Wavelet dalam ekstraksi sinyal EEG meningkatkan akurasi dan efektivitas dalam sistem identifikasi respon emosional yang telah dibangun. Sementara itu, penggunaan LVQ sebagai sistem identifikasi mengingat komputasi yang cepat dan sesuai dengan sistem identifikasi secara *real time*.

Sistem identifikasi dibangun melalui pelatihan terlebih dahulu menggunakan sinyal EEG yang direkam dari 10 naracoba dan lima perulangan sebagai data latih. Stimulasi suara yang digunakan lagu instrumental yang berbeda setiap kelasnya, yaitu lagu instrumental bertempo cepat untuk kondisi emosi semangat yang dapat membangkitkan gelombang beta, lagu yang bertempo lambat yang dapat membangkitkan gelombang teta untuk kelas emosi sedih, dan lagu instrumental yang membangkitkan gelombang alfa untuk kelas emosi rileks. Perekaman dilakukan pada ruangan yang hening yaitu lab MIPA Universitas Jenderal Achmad Yani, tidak bising dan dengan sirkulasi udara serta pencahayaan yang cukup selama tiga menit. Sistem yang dibuat telah diimplementasikan pada perangkat lunak.

II. METODE

A. Akuisisi Data

Perekaman sinyal EEG pada umumnya dilakukan dengan meletakkan elektroda pada permukaan kulit kepala, peletakan pun terbagi pada beberapa titik. Berdasarkan penelitian terdahulu untuk menentukan respon emosional terhadap rangsangan suara menggunakan dua jenis musik instrumental dan musik yang memiliki lirik [3]. Di mana musik instrumental untuk menentukan respon emosional positif dan musik biasa untuk menentukan emosi negatif.

Setiap naracoba dilakukan perekaman dengan tiga kondisi emosional berbeda, yaitu dalam emosi semangat, rileks dan sedih. Perekaman diawali dengan rangsangan lagu instrumental berirama cepat atau yang dapat memicu gelombang beta. Setelah itu naracoba diberi waktu sekitar 30 menit untuk istirahat dan dilanjutkan untuk perekaman dengan rangsangan suara yang dapat memicu gelombang alfa. Terakhir naracoba diberi rangsangan suara yang dapat memicu gelombang teta. Sehingga menghasilkan 2400 set data latih. Setiap naracoba akan mendengarkan lagu yang memiliki tempo yang berbeda-beda, dan satu orang naracoba akan melakukan perekaman sebanyak 15 kali untuk tiga kondisi, lima untuk respon semangat, lima respon rileks dan lima untuk respon sedih, perekaman dilakukan di gedung fakultas MIPA Universitas Jenderal Achmad Yani. Perekaman naracoba dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Perekaman naracoba posisi samping

Setiap naracoba akan dipasangkan alat EEG *Wireless Emotiv Insight* dengan frekuensi sampling 128 Hz, yang memiliki lima kanal yaitu AF3, T7, T8, AF4, dan Pz. Pada penelitian ini kanal yang digunakan hanya empat. Tiap kanal memiliki posisi peletakan yang berbeda seperti AF3 dan AF4 diletakan pada area depan dan T7, T8 diletakan pada area samping atau dekat telinga. *Software* yang digunakan untuk dapat menangkap sinyal otak setiap naracoba ialah *EmotiveXavierTestBench* yang merupakan aplikasi bawaan dari alat EEG sendiri.

Adapun daftar rangsangan suara yang digunakan yang dianggap dapat membangkitkan frekuensi yang digunakan, dan masing-masing frekuensi dianggap mewakili respon yang dicari. Seperti Teta untuk Sedih, Alfa untuk Rileks dan Beta untuk Semangat, dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I. HIPOTESIS RANGSANGAN SUARA

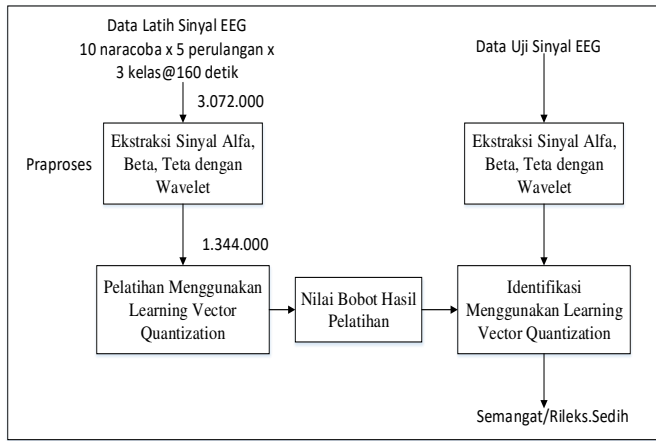
No	Nama	Gelombang	Tempo	Kondisi
1	Bethoven Fur Elise, Canon Rock	Beta	80	Semangat
2	Moonlight Sonata, Endless Love, Kiss The Rain	Teta	60-65	Sedih
3	If I Could See You Again, Dream, It's Your Day	Alfa	50	Rileks

B. Perancangan Sistem Identifikasi

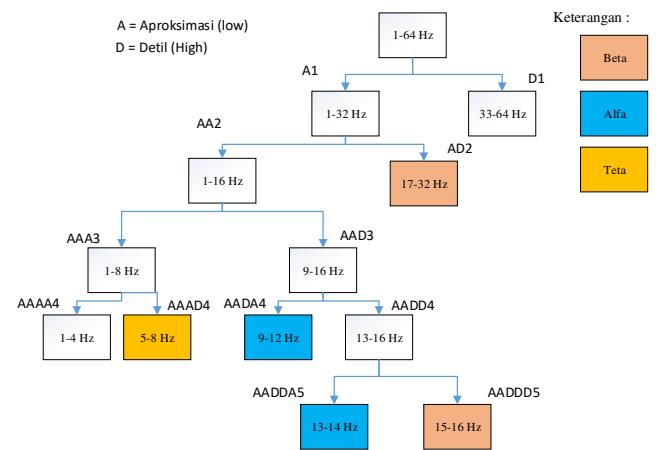
Input sistem dari penelitian ini yaitu data rekaman suara dari 10 naracoba melalui *alat EEG* dengan frekuensi sampling 128 Hz. Data input dilakukan praproses melalui satu tahap ekstraksi menjadi beberapa gelombang seperti Teta, Alfa, dan Beta.

Perekaman dilakukan untuk data latih ataupun data baru secara *offline*, mengingat pengujian performansi sistem dilakukan secara *offline*. Sinyal EEG yang direkam selama 10 detik dengan *wireless Insight Emotiv EEG* dengan frekuensi sampling 128 Hz, diekstraksi gelombang Alfa, Beta dan Teta menggunakan Wavelet. Oleh karena itu, setelah 1.280 data diekstraksi menghasilkan 560 titik untuk setiap kanalnya. Analisis dilakukan terhadap empat kanal sebagai satu set data latih ataupun data baru, sebanyak $4 \times 560 = 2.240$ titik.

Proses pelatihan dan identifikasi menggunakan LVQ. Data masukan yang digunakan pada proses pelatihan yaitu data hasil ekstraksi Wavelet. Hasil dari proses pelatihan adalah bobot pembandingan yang disimpan ke dalam *database*. Bobot tersebut digunakan untuk proses identifikasi menggunakan LVQ. Sehingga menghasilkan suatu persamaan tergeneralisasi yang menentukan data tersebut masuk ke dalam kelas semangat, rileks, dan sedih. Perancangan sistem identifikasi dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Perancangan sistem identifikasi emosional



Gambar 3 Multiple dekomposisi wavelet

C. Wavelet

Dalam transformasi wavelet, terdapat dua proses utama yaitu dekomposisi dan rekonstruksi. Dekomposisi adalah proses mengekstraksi sinyal kedalam frekuensi tertentu, sedangkan rekonstruksi adalah proses penggabungan kembali sinyal yang telah diekstraksi kedalam bentuk semula. Pada proses dekomposisi, dibagi menjadi dua proses yaitu konvolusi dan downsampling. Konvolusi yaitu proses perkalian dua fungsi dengan menggunakan koefisien low-pass filter atau high-pass filter yang kemudian dilakukan proses downsampling. Downsampling adalah proses mengurangi sampel sinyal menjadi setengahnya (reduksi). Sinyal pada wavelet terbagi menjadi dua jenis yaitu aproksimasi dan detail. Aproksimasi merupakan sinyal yang diperoleh dari proses konvolusi sinyal asli terhadap *low-pass filter*, sedangkan detail merupakan sinyal yang diperoleh dari proses konvolusi sinyal asli terhadap *high-pass filter*. Aproksimasi dan detail dapat dilihat pada Persamaan 1 dan 2.

$$\text{Sinyal } A = Y_{\text{high}}[k] = \sum_n x[n] \cdot g[n - k] \quad (1)$$

$$\text{Sinyal } D = Y_{\text{low}}[k] = \sum_n x[n] \cdot h[n - k] \quad (2)$$

Dimana,

A = sinyal asli

D = sinyal asli

$x(n)$ = sinyal asli

$g(n)$ = koefisien *low-pass filter*

$h(n)$ = koefisien *high-pass filter*

k, n = index 1 – hingga panjang sinyal asli

Pada penelitian ini untuk respon emosional semangat dapat dilihat dengan meningkatnya gelombang beta 17-32 Hz, untuk respon emosional rileks dapat dilihat dengan meningkatnya gelombang alfa 9-12 Hz, dan untuk respon emosional Sedih berada Teta 5-8 Hz, 15-17 Hz. Untuk mendapatkan sinyal pada gelombang alfa, beta dan teta didapatkan melalui proses dekomposisi seperti pada Gambar 3.

Wavelet dengan bentuk Symlet khususnya Symlet2 (sym2) memiliki empat koefisien *low-pass filter* (dinotasikan dengan g_n) dan empat koefisien *high-pass filter* (dinotasikan dengan h_n), koefisien *low-pass filter* dan *high-pass filter* untuk Sym2 dapat dilihat pada Persamaan 3 dan 4.

$$g_0 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g_1 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g_2 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, g_3 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \quad (3)$$

$$h_0 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_1 = -\frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_2 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_3 = -\frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \quad (4)$$

Penelitian terdahulu menggunakan fungsi Wavelet Symlet2 mengekstraksi kekuatan beta [17]. Penggunaan Symlet2 sebenarnya hampir sama dengan perhitungan dengan menggunakan Daubechies4 dalam melakukan perhitungan untuk menentukan nilai Gelombang Alfa, Beta, dan Teta dari nilai sinyal EEG. Tetapi koefisien yang dimiliki Symlet2 dan Daubechies4 walaupun memiliki jumlah koefisiennya sama tetapi nilainya berbeda. Bentuk Symlet ditunjukkan untuk sinyal *Asymmetric* dimana sinyal EEG dengan empat kanal memiliki sinyal yang *Asymmetric*.

Ekstraksi pada Gelombang Teta 5-8 Hz merupakan proses untuk mendapatkan sinyal Teta yaitu dengan melakukan transformasi sinyal sebanyak empat langkah untuk mendapatkan sinyal dengan frekuensi 5-8 Hz, dengan langkah kesatu sampai ketiga menggunakan konvolusi aproksimasi, langkah keempat menggunakan konvolusi detail. Hasil ekstraksi gelombang Teta menghasilkan 80 data dalam satu segmen dan satu kanal.

Ekstraksi pada Gelombang Alfa 9-12 Hz dan 13-14 Hz diperoleh dengan melakukan transformasi sinyal sebanyak empat dan lima langkah untuk mendapatkan sinyal dengan frekuensi 9-12 Hz dengan melakukan konvolusi aproksimasi pada langkah kesatu sampai kedua dan langkah ke tiga menggunakan konvolusi detail dan langkah keempat menggunakan aproksimasi, sedangkan untuk frekuensi 13-14 Hz, langkah kesatu dan kedua menggunakan aproksimasi, langkah ketiga dan keempat menggunakan detail dan terakhir menggunakan aproksimasi. Hasil ekstraksi gelombang alfa menghasilkan 120 data dalam satu segmen dan satu kanal.

Ekstraksi pada Gelombang Beta 17-32 Hz diperoleh dengan melakukan transformasi sinyal sebanyak dua langkah dengan langkah kesatu menggunakan konvolusi aproksimasi dan

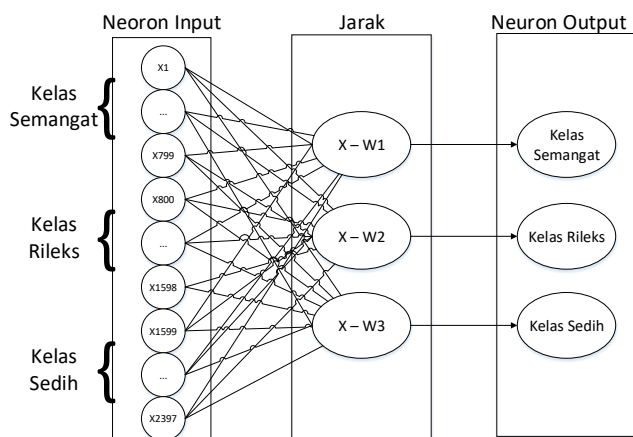
langkah kedua menggunakan konvolusi detil. Hasil ekstraksi gelombang beta menghasilkan 360 data dalam satu segmen dan satu kanal.

Jumlah data satu kanal dalam satu segmen setelah diekstraksi dari 1280 data menjadi 560 data. Sehingga dalam satu segmen dengan jumlah keempat kanal maka panjang data satu segmen akan menjadi 2240 untuk masuk ke dalam proses selanjutnya.

D. Learning Vector Quantization

LVQ merupakan suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif dan merupakan gabungan dari terbimbing (*supervised*). Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor *input*. Jika dua vektor *input* mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor *input* tersebut ke dalam kelas yang sama.

Jumlah *neuron* masukan LVQ pada penelitian ini memiliki 2400 yang didapat dari 16 segmen x 3 kelas x 5 perulangan x 10 naracoba dengan panjang data satu set data latih merupakan hasil ekstraksi wavelet dengan panjang data 2240 dan *neuron* pada keluaran memiliki 3 *neuron* yang merepresentasikan jumlah kelas yaitu kelas semangat, rileks dan sedih. Berdasarkan rujukan penelitian sebelumnya, ditetapkan *learning rate* (α) sebesar 0.05 dengan pengurangan setiap kali iterasi 0.1 dikali *learning rate* [18]. Arsitektur jaringan LVQ untuk identifikasi respon emosional dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Arsitektur LVQ

Proses pelatihan dilakukan dengan mencari nilai bobot yang kemudian digunakan untuk identifikasi vektor – vektor ke dalam kelas tujuan pada lapisan kompetitif. Tahap awal dalam proses pelatihan menggunakan LVQ yaitu menentukan *learning rate* serta maksimum *epoch*. Pada penelitian terdahulu untuk mengidentifikasi kondisi rileks, menggunakan *learning rate* 0.05 dengan pengurangan *learning rate*-nya sebesar 0.1, iterasi yang terjadi dengan *learning rate* 0.05 sebanyak 55 iterasi dengan *learning* terakhir sebesar 0.0000099 [18].

Pada tahap pelatihan menggunakan LVQ ditetapkan *learning rate* (α) sebesar 0,01 dengan pengurangan setiap satu kali iterasi $0,1 * \alpha$, minimum *learning rate* 0,0001 dan maksimum *epoch* 10000 serta bobot awal ditentukan secara acak yang mewakili setiap kelas. Jarak data latih terhadap bobot dapat dihitung dengan Persamaan 5.

$$jarak = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2} \quad (5)$$

Dimana x adalah data latih dan w adalah data bobot awal. Jika bobot yang memiliki jarak terkecil sama dengan kelas data latih maka bobot baru dihitung dengan Persamaan 6.

$$w_{j(baru)} = w_{j(lama)} + \alpha(x - w_{j(lama)}) \quad (6)$$

Sebaliknya jika bobot yang memiliki jarak terkecil tidak sama dengan kelas data latih maka bobot baru dihitung dengan Persamaan 7.

$$w_{j(baru)} = w_{j(lama)} - \alpha(x - w_{j(lama)}) \quad (7)$$

III. HASIL DAN DISKUSI

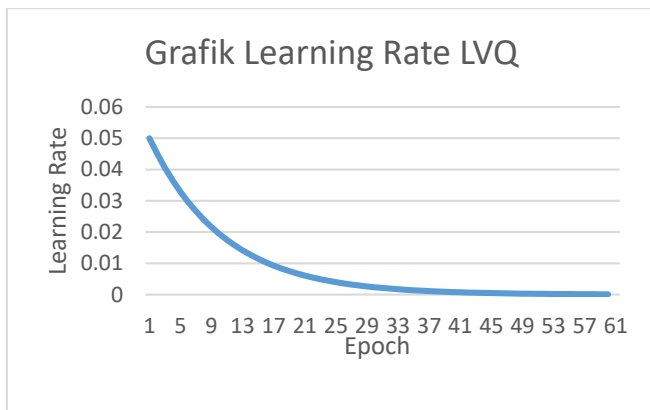
Data latih yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 2400 set data Latih yang diperoleh dari 10 naracoba mendengar 3 jenis musik yang berbeda yang telah ditentukan dengan lima kali perulangan. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data yang telah dilatih dan data yang tidak dilatih. Data baru didapatkan dari hasil perekaman naracoba yang berbeda dengan jumlah perekaman untuk masing-masing naracoba hampir sama dengan data latih.

Pelatihan terhadap data latih menggunakan LVQ dengan α 0.01 - 0.05 dengan pengurangan *learning rate* 0.0001-0.1, serta maksimum *epoch* 1000, dan minimum *learning rate* 0.0001. Analisis laju pembelajaran pelatihan LVQ dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL II. ANALISIS PARAMETER LAJU PEMBELAJARAN LVQ

No	Learning rate	Konstanta Pengurangan Learning rate	Tingkat Akurasi Pengujian (%)	
			Data Latih	Data Baru
1	0.05	0.1000	93	75
2	0.04	0.1000	92	74
3	0.03	0.1000	92	74
4	0.02	0.1000	93	74
5	0.01	0.1000	90	74
6	0.01	0.0050	91	74
7	0.01	0.0010	90	74
8	0.01	0.0001	90	75

Hasil analisis pada Tabel I menunjukkan bahwa akurasi tertinggi diperoleh dengan α 0.05 dan penurunan *learning rate* 0.1, sehingga parameter pelatihan LVQ yang digunakan yaitu α 0.05, maksimum *epoch* 1000, minimum *learning rate* 0.0001, dan konstanta pengurangan *learning rate* 0.1. Akurasi tertinggi didapatkan dari menghitung hasil identifikasi dengan kelas asal. Akurasi ini mengartikan bahwa keakuratan sistem tidak sepenuhnya dapat dipercaya saat digunakan disebabkan masih memiliki kesalahan dalam identifikasi. Perubahan *learning rate* pada awal iterasi akan mengalami perubahan yang signifikan hingga akhirnya *learning rate* akhir akan stabil atau memiliki perubahan yang tidak terlalu jauh, perubahan *learning rate* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Grafik perubahan learning rate

Pada Gambar 5 dapat dilihat bahwa penurunan *learning rate* setiap perulangannya berubah yang menghasilkan *learning rate* yang semakin lama akan semakin datar atau simetris. Selain mencoba parameter yang menghasilkan akurasi tinggi, pengujian juga dilakukan dengan mencoba identifikasi menggunakan data yang telah diekstraksi dan juga tanpa ekstraksi dengan menggunakan parameter terbaik yang sebelumnya telah dicoba terlebih dahulu. Hasil pengujian terhadap ekstraksi dapat dilihat pada Tabel II.

TABEL III. HASIL PENGUJIAN SISTEM TERHADAP EKSTRAKSI

No	Jumlah Data Latih/ Data Baru	Skenario Percobaan	Akurasi (%)	
			Data Latih	Data Baru
1	2400	Ekstraksi Gelombang	93	75
2		Tanpa Ekstraksi Gelombang	90	72

Akurasi terhadap data yang telah diekstraksi terlebih dahulu, lebih tinggi dibanding dengan data tanpa melalui proses ekstraksi terlebih dahulu. Hal ini disebabkan data yang telah melalui proses ekstraksi terlebih dahulu memiliki data yang lebih halus atau dapat dikatakan sedikit dan juga data menjadi kecil dibandingkan dengan data aslinya. Selain pengujian dengan proses ekstraksi, pengujian pun dilakukan terhadap jumlah data latih untuk mengetahui akurasi yang dihasilkan sistem terhadap jumlah data latih yang berbeda untuk mengetahui akurasi yang didapatkan. Hasil pengujian terhadap jumlah data latih dapat dilihat pada Tabel III.

TABEL IV. HASIL PENGUJIAN SISTEM TERHADAP JUMLAH DATA LATIH

No	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	Akurasi (%)	
			Data Latih	Data Baru
1	480	480	90	73
2	1200	1200	91	76
3	2400	2400	93	75

Pada Tabel III menunjukkan semakin bertambah banyak data latih maka akurasi yang didapatkan akan semakin bagus, hal ini membuktikan dengan semakin banyaknya data latih maka proses pelatihan untuk mendapatkan nilai bobot terbaik semakin baik. Sehingga untuk mencapai akurasi yang diinginkan data latih dari perekaman harus semakin ditingkatkan.

Analisis pengujian terhadap setiap naracoba pun dilakukan untuk melihat akurasi yang didapatkan. Hasil akurasi terhadap naracoba yang melibatkan 20 naracoba, 10 untuk data latih dan 10 untuk data baru yang nantinya akan diuji dapat dilihat pada Tabel IV.

TABEL V. ANALISIS PENGARUH JUMLAH DATA LATIH

No.	Naracoba	Kelas	Jumlah Data	Akurasi (%)	
				Data Latih	Data Baru
1.	Naracoba 1	Semangat	80	93	75
2.		Rileks	80		
3.		Sedih	80		
4.	Naracoba 2	Semangat	80	90	77
5.		Rileks	80		
6.		Sedih	80		
7.	Naracoba 3	Semangat	80	93	75
8.		Rileks	80		
9.		Sedih	80		
10.	Naracoba 4	Semangat	80	92	76
11.		Rileks	80		
12.		Sedih	80		
13.	Naracoba 5	Semangat	80	93	75
14.		Rileks	80		
15.		Sedih	80		
16.	Naracoba 6	Semangat	80	93	75
17.		Rileks	80		
18.		Sedih	80		
19.	Naracoba 7	Semangat	80	93	75
20.		Rileks	80		
21.		Sedih	80		
22.	Naracoba 8	Semangat	80	94	73
23.		Rileks	80		
24.		Sedih	80		
25.	Naracoba 9	Semangat	80	93	75
26.		Rileks	80		
27.		Sedih	80		
28.	Naracoba 10	Semangat	80	92	73
29.		Rileks	80		
30.		Sedih	80		
Total			2400	93	75

Hasil analisis pengaruh praproses pada Tabel IV menunjukkan bahwa pengujian data latih dan data baru dari masing-masing naracoba memiliki tingkat akurasi yang sama, dengan rata-rata akurasi data latih 93% dan data baru 75%.

Perbedaan hasil yang didapatkan dengan penelitian terdahulu adalah waktu identifikasi yang digunakan pada penelitian ini hanya membutuhkan waktu 0.0041 detik untuk mengidentifikasi data selama 10 detik secara *real time*. Sistem dapat digunakan secara langsung dengan menghubungkan alat EEG Wireless dengan sistem untuk digunakan sebagai evaluasi monitoring terhadap pasien terapi depresi dan pasca stroke.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menghasilkan sebuah sistem identifikasi respon emosional terhadap rangsangan suara seseorang berdasarkan sinyal EEG menggunakan ekstraksi Wavelet dan LVQ terhadap tiga kelas yaitu semangat, rileks, dan sedih menggunakan empat kanal yaitu AF3, T7, T8, AF4 yang dapat digunakan secara *real time* untuk evaluasi monitoring terapi emosional terhadap pasien depresi ataupun rehabilitasi medik

pasca stroke. Sistem yang dibuat telah dilakukan pengujian terhadap data latih dan data uji dengan maksud menguji tingkat akurasi yang dihasilkan. Hasil pengujian optimalisasi parameter pilihan didapatkan hasil yang paling optimal untuk nilai *learning rate* adalah 0.05 dengan konstanta pengurangan *learning rate* sebesar 0.1 menghasilkan akurasi 93% untuk data latih dan 75% untuk data baru. Hasil pengujian, didapatkan hasil bahwa data latih yang telah diekstraksi menggunakan Wavelet dapat meningkatkan akurasi, dari 90% menjadi 93% untuk data latih dan 72% menjadi 75% untuk data baru. Maka, dapat disimpulkan bahwa data latih yang digunakan untuk pelatihan akan lebih baik jika melewati proses ekstraksi terlebih dahulu. Selain pengaruh ekstraksi, jumlah data latih juga dapat mempengaruhi akurasi yang didapatkan. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, didapatkan jumlah data latih yang paling optimal untuk pelatihan, yaitu 2.400 data latih dengan akurasi 93% untuk data latih dan 75% untuk data baru. Dari pengujian variasi jumlah data latih dan jumlah data baru dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin banyak data latih dengan kualitas perekaman yang baik, maka akurasi akan semakin baik. Namun, setiap pengujian sistem juga dipengaruhi oleh pemilihan bobot awal. Hal ini dikarenakan bobot awal yang digunakan untuk proses pelatihan didapatkan dari perwakilan setiap kelas yang dipilih secara acak.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada Direktorat Jenderal Pembelajaran dan Kemahasiswaan Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi atas pemberian dana Program Kreativitas Mahasiswa Bidang Penelitian Eksakta tahun 2017.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. C. Djamal and Suprijanto, "Recognition of Electroencephalogram Signal Pattern against Sound Stimulation using Spectral of Wavelet," *TENCON 2011*, pp. 374-378, 2011.
- [2] Dan, Nie; Xiao, Wang Wei; Li-Chen, Shi; Bao, Liang, "EEG-based Emotion Recognition during Watching Movies," Cancun, Mexico, 2011.
- [3] Duan, Rou-Nan., Wang, Xiao-Wei., Lu, Bao-Liang; "EEG-Based Emotion Recognition in Listening Music by Using Support Vector Machine and Linear Dynamic System," *ICONIP*, vol. IV, pp. 468-475, 2012.
- [4] D. O. Bos, "EEG Based Emotion Recognition the Influence of Visual and Auditory Stimulation," Department of Computer Science, University of Twente, 2007. [Online]. Available: hmi.ewi.utwente.nl/verslagen/capita-selecta/CS-Oude_Bos-Danny.pdf. [Accessed August 2016].
- [5] G. Chanel, C. Rebetez and M. Betranco, "Emotion Assessment From Physiological Signals for Adaptation of Game Difficulty," *IEEE Transaction On Systems, Man, And Cybernetics - Part: Systems And Humans*, vol. 41, no. 6, pp. 1052-1063, 2011.
- [6] M. Soleymani and M. P. T. Pantic, "Multimodal Emotion Recognition in Response to Videos," *IEEE Transaction on Affective Computing*, Vols. Vol 3, No. 2, pp. 211-223, April-June 2012.
- [7] J. L. Raheja and U. Kumar, "Human Facial Expression Detection From Detected In Captured Image Using Backpropagation Neural Network," *International Journal of Computer Science & Information Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 116-123, 2010.
- [8] N. Perveen, S. Gupta and K. Verma, "Facial Expression Recognition System using Statistical Feature and Neural Network," *International Journal of Computer Applications*, vol. 48, no. 18, June 2012.
- [9] M. Soleymani, S. A. Esfeden, M. Pantic and Y. Fu, "Continuous Emotion Detection Using EEG Signals and Facial Expressions," in *2014 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, Chengdu, 2014.
- [10] E. C. Djamal, Suprijanto and A. Arif, "Identification of Alertness State Through EEG Signal Using Wavelet Extraction and Neural Networks," in *The 2014 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA 2014)*, Bandung, 2014.
- [11] M. Ramasamy, S. O. R. Harbaugh and V. K. Varadan, "Real Time Monitoring of Driver Drowsiness and Alertness by Textile Based Nanosensors and Wireless Communication Platform," in *Forum for Electromagnetic Research Methods and Application Technologies (FERMAT) 2013*, 2013.
- [12] E. C. Djamal, D. P. Pangestu and D. A. Dewi, "EEG-Based Recognition of Attention State Using Wavelet and Support Vector Machine," Lombok, 2016.
- [13] R. Ekayama, E. C. Djamal and A. Komarudi, "Identifikasi Kondisi Rileks Dari Sinyal Eeg Menggunakan Wavelet Dan Learning Vector Quantization," Semarang, 2016.
- [14] H. T. Lestari and E. C. Djamal, "Klasifikasi Sinyal Elektroensefalogram Berdasarkan Kondisi Emosional Menggunakan Wavelet Dan Jaringan Syaraf Tiruan," in *SNIIA*, Cimahi, 2015.
- [15] M. Murugappan, N. Ramachandran and Y. Sazali, "Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform," *J. Biomedical Science and Engineering*, vol. 3, pp. 390-396, 2010.
- [16] Y. Liu, O. Sourina and M. K. Nguyen, "Real-time EEG-based Emotion Recognition and its Applications," *Transactions on Computational Science XII*, vol. 6670, pp. 256-277, 2011.
- [17] Z. Mahmoodin, N. Jalalludin, W. Mansor, Y. K. Lee and N. Mohamad, "Selection of Symlets Wavelet Function Order for EEG Signal Feature Extraction in Children with Dyslexia," *IEEE Student Symposium in Biomedical Engineering & Sciences (ISSBES)*, pp. 113-117, 2015.
- [18] M. Y. Abdullah, E. C Djamal and F. Renaldi, "Aksi Game Arcade Berdasarkan Pikiran Menggunakan Filter Fast Fourier Transform dan Learning Vector Quantization," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATi)*, no. ISSN: 1907 – 5022, 2016.